

# Projet Deep Learning

IA201: Projet en Machine Learning Supervisée

*Filière Télécommunications – Semestre 8*

Élèves:

Shakty ROBERT

Angel-Rémy TABARY

Encadrants:

Yannick BERTHOMIEU  
Pedro CASTRO CORTES C COUTINHO

# Introduction

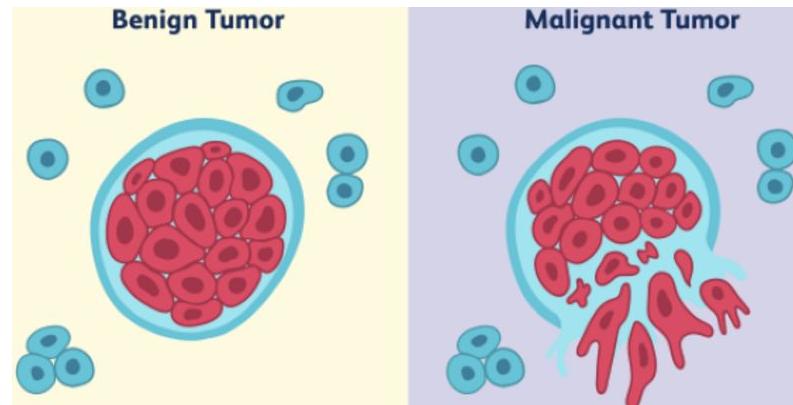
Ce projet Deep Learning vise à évaluer **plusieurs stratégies CNN** sur deux jeux de données distincts.

Il se divise en deux parties :

- **Partie 1** : Classification binaire de mélanomes
- **Partie 2** : Classification multi-classes de maladies de plantes

# Partie 1

Modèle à 2 sorties - Base de données “Melanoma Cancer”



# Modèle à 2 sorties - Base de données “Melanoma Cancer”

But : classer **deux types** de mélanomes (tumeur de la peau)

Sorties possibles : Malin ou Bénin

Pour cela, nous utilisons le dataset **Kaggle** “Melanoma Cancer Image Dataset” fourni.

- **Training :**
  - Malin : 6300 images environ
  - Bénin : 6000 images environ
- **Test**
  - Malin : 1000 images
  - Bénin : 1000 images

# Modèle à 2 sorties - Base de données “Melanoma Cancer”

Rappel des approches à utilisées :

Première approche : **CNN from Scratch**

Deuxième approche : Transfer Learning avec **gel complet**

Troisième approche : Transfer learning avec **Fine-Tuning**

- Tous les temps d'entraînement indiqués correspondent à une exécution sur Google Colab (en utilisant le GPU T4).

# Première approche : CNN from Scratch

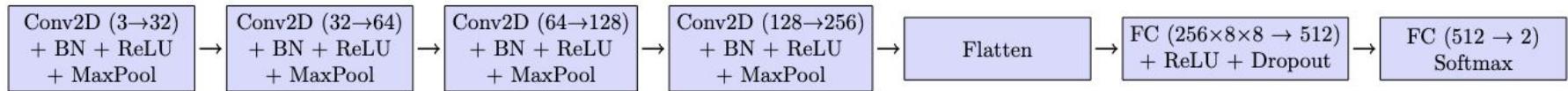
1. Implémentation d'un **CNN** à 3 couches de convolution

Parcours de **20 epoch** avec un **batch size de 64**. Approche pas assez profonde.

➤ Fonction de perte stagnant entre **0.3** et **0.4** (faible accuracy)

2. Passage à **5 couches** mais accuracy encore trop faible
3. Ajout d'un **Batch Normalization + learning rate** plus élevé
4. Gradient stochastique changé en AdamW (pour plus de rapidité et de précision)

# Première approche : CNN from Scratch

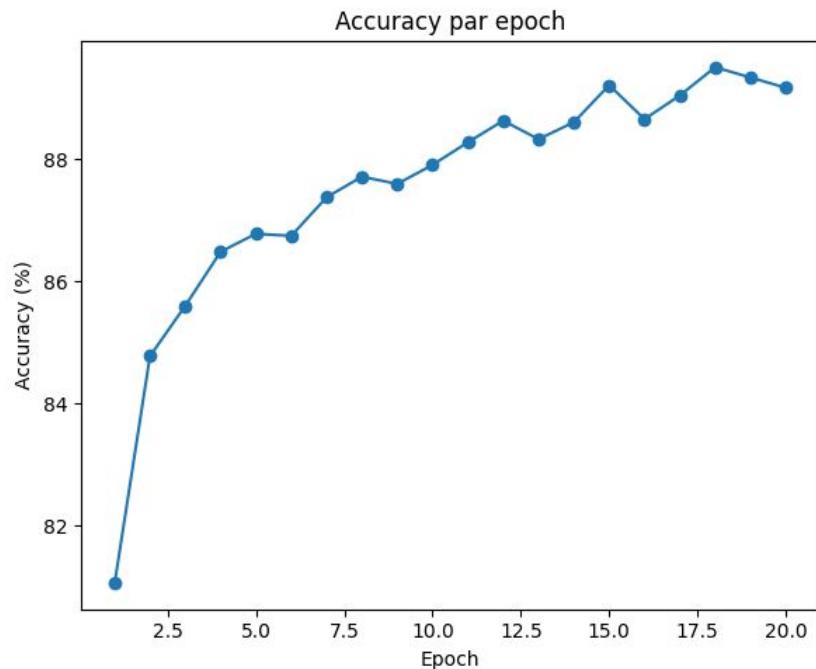
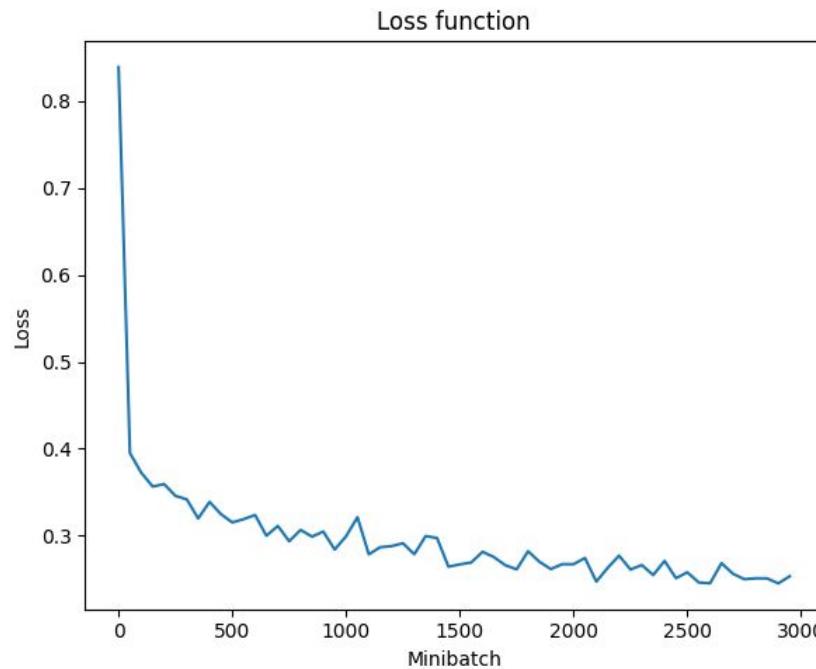


**Figure 1:** Schéma du CNN obtenu

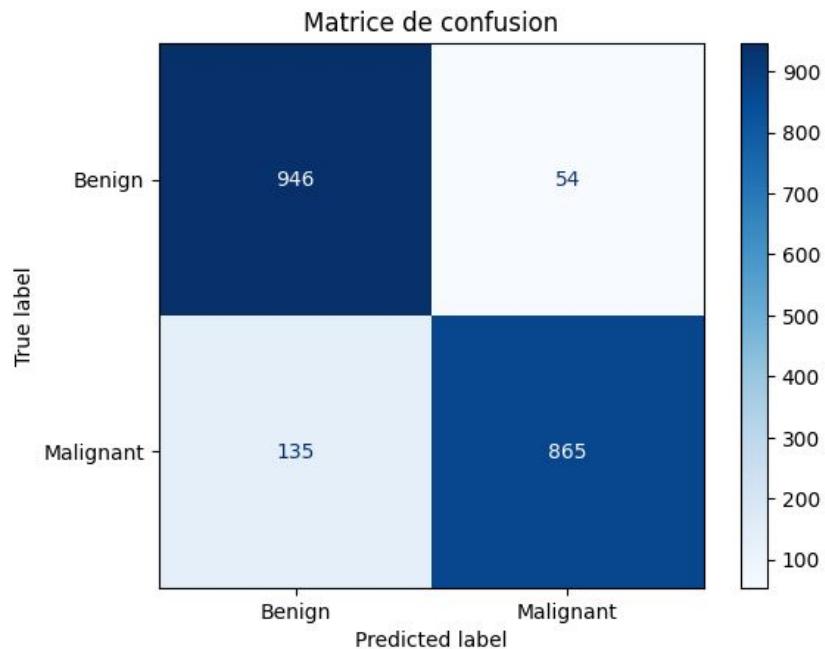
Entrée : 128x128x3

Sortie : 2 classes

# Résultats obtenus (base d'entraînement)



# Résultats obtenus (base de test)



➤ Reconnaît bien les grains de beauté non dangereux : **946 sur 1 000** correctement identifiés

➤ Pour les cas dangereux, il en rate **135 sur 1 000** (mélanomes que le modèle croit bénins)

Problématique car on risque de passer à côté d'un vrai cancer

# Deuxième approche : Transfer Learning avec gel complet

**Modèle de base** : ResNet-18 pré-entraîné sur la bibliothèque ImageNet

-> 18 couches (convolutions + blocs résiduels “skip connections”)

Apprend des filtres génériques (bords, textures, formes...)



# Deuxième approche : Transfer Learning avec gel complet

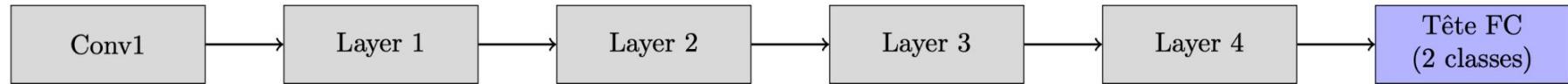
Passage à un **batch size de 128** et à **25 epoch** parcourues

## Principe :

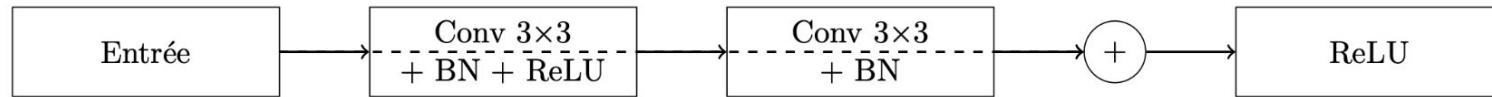
- On gèle toutes les couches convolutionnelles
- On ne forme que la tête adaptée au binaire (soit bénin, soit malin)

**Avantage** : Démarrage rapide et permet d'établir un modèle solide avant de passer à une approche fine-tuning

# Deuxième approche : Transfer Learning avec gel complet

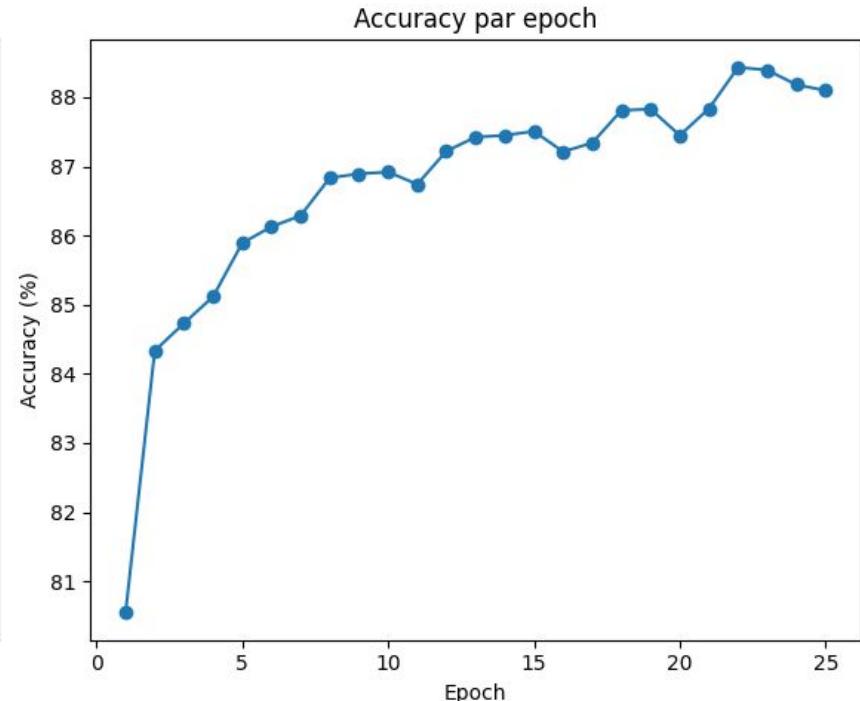
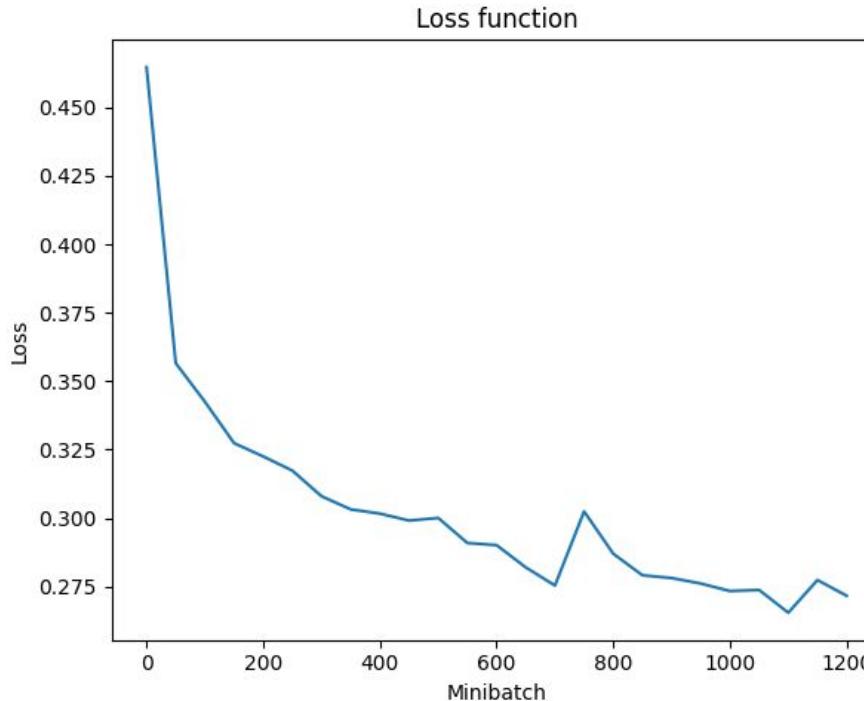


**Figure 2:** Transfer Learning gelé : seules les couches colorées en bleu (ici la nouvelle tête FC) sont entraînables

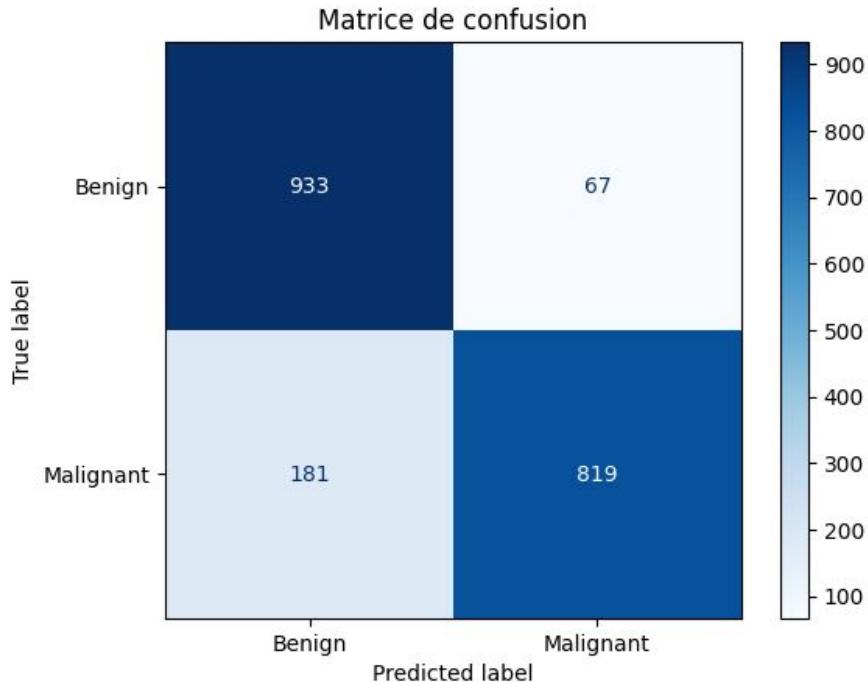


**Figure 3:** BasicBlock d'une layer de ResNet-18 : deux convolutions  $3 \times 3$  + BN/ReLU et une connexion résiduelle (skip)

# Résultats obtenus (base d'entraînement)

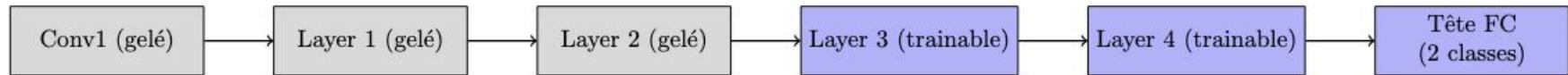


# Résultats obtenus (base de test)



- Résultats **corrects** mais **moins bon** qu'avec le CNN from Scratch
- Grains de beauté non dangereux : **933 sur 1 000** correctement identifiés (946 pour le CNN from scratch)
- Mélanomes malins ratés : **181 sur 1 000** (135 pour le CNN from scratch)

# Troisième approche : Transfer Learning avec Fine-Tuning

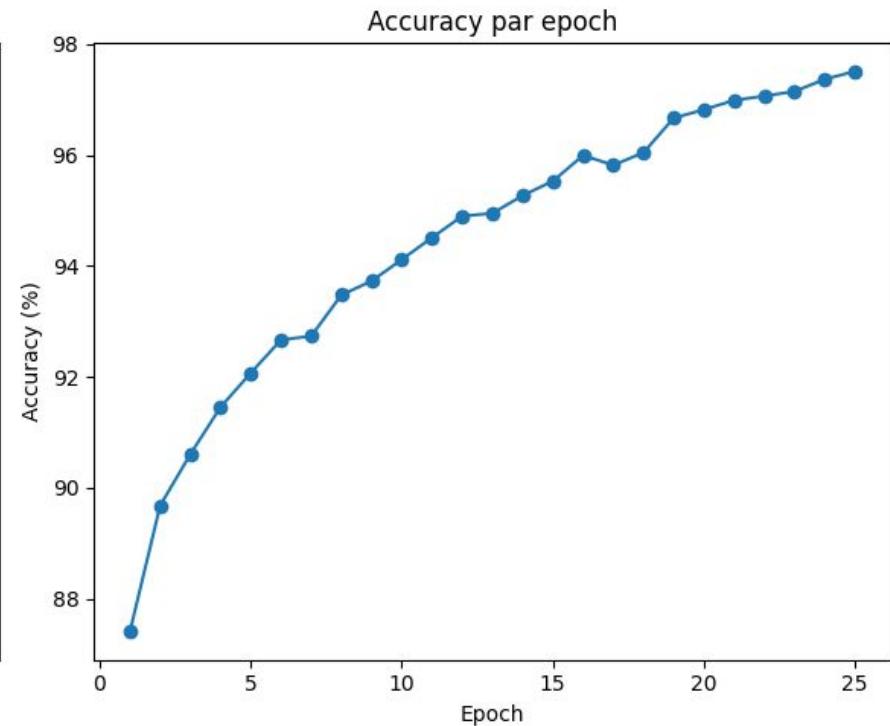
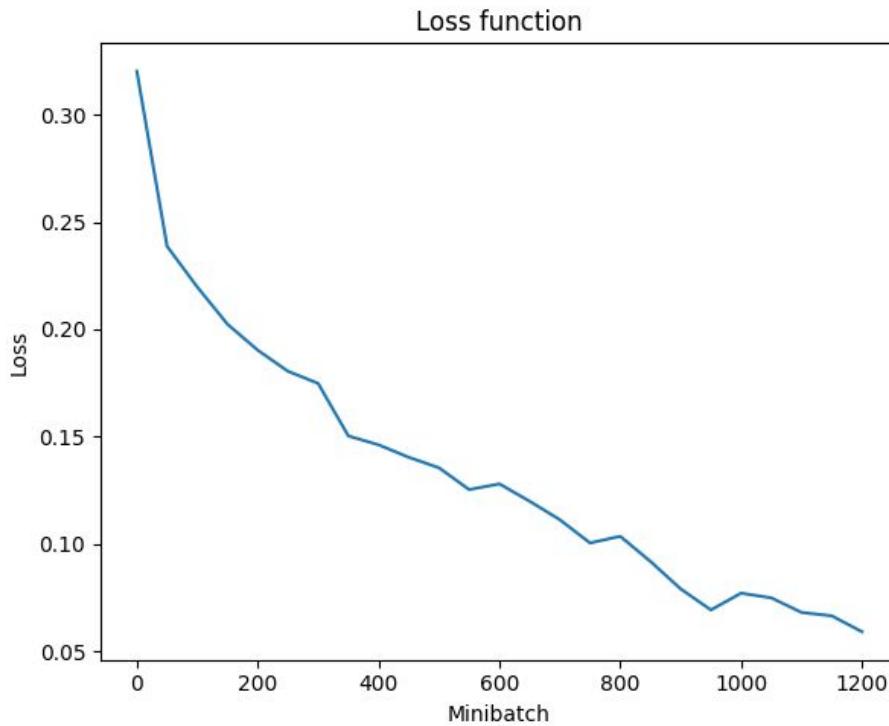


**Figure 4:** Fine-Tuning partiel : on décongèle et entraîne uniquement les layers 3 & 4 ainsi que la tête FC

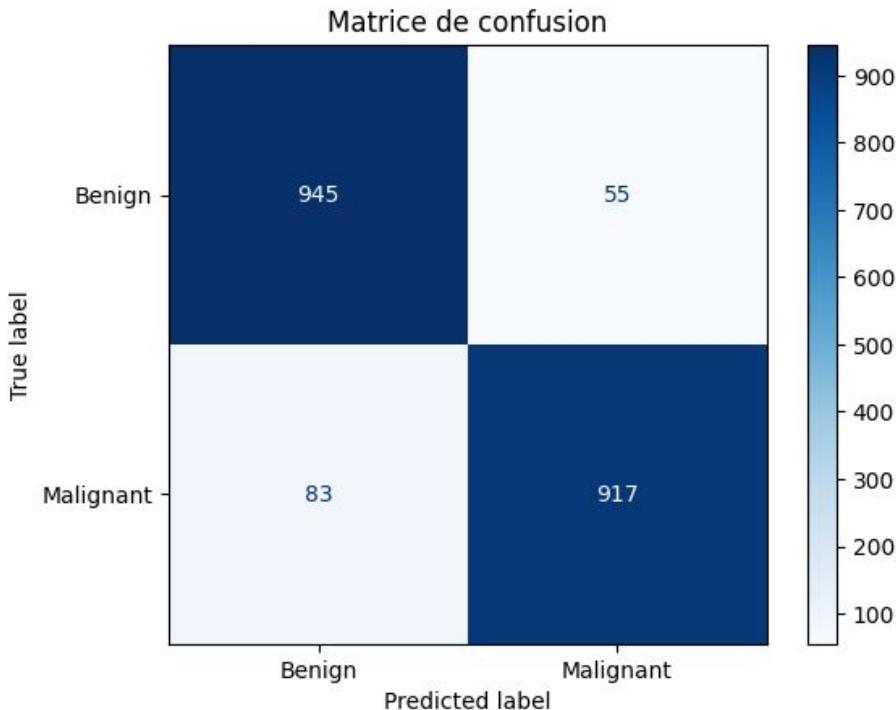
- Pourquoi uniquement **Layer 3 et 4** ?
  - Couches basses ( $\text{Conv1} \rightarrow \text{Layer 2}$ ) capturent des filtres généraux (bords, textures)
  - Couches profondes ( $\text{Layer 3} \rightarrow \text{Layer 4}$ ) apprennent des caractéristiques spécifiques au mélanome

**Objectif :** meilleure accuracy (et moins de faux négatifs)

# Résultats obtenus - Fine-Tuning (base d'entraînement)



# Résultats obtenus - Fine-Tuning (base de test)



- Très bons résultats
  - Meilleur que le CNN from Scratch
  - Meilleur que le Transfer Learning avec gel complet
- Loss en dessous des 0,1

# Tableau comparatif des approches utilisées

	CNN from Scratch	Transfer learning avec gel complet	Transfert learning avec Fine-Tuning
Accuracy (sur 5 tests)	90,41%	87,50%	93,54%
Temps d'apprentissage (en utilisant le GPU T4)	5 min sur 20 epochs	7 min sur 25 epochs	8 min sur 25 epochs



Modèle le plus performant

# Dernière idée : Transfer learning avec Fine-Tuning complet

Peut-on dégeler les layer 1 et 2 également pour avoir de meilleurs résultats ?

	Transfert learning avec Fine-Tuning	Transfer learning avec Fine-Tuning complet
Accuracy (sur 5 tests)	93,54%	93,08%
Temps d'apprentissage (en utilisant le GPU T4)	8 min	9 min



Non ! Plus long et moins bonne accuracy

# Partie 2

Modèle à 38 sorties - Base de données “Plant Diseases”



# Modèle à 38 sorties - Base de données “Plant Diseases”

**But :** Classifier une image de feuille en 38 catégories :

- maladies spécifiques (ex : Apple\_\_Apple\_scab)
- ou état sain (ex : Tomato\_\_healthy)

Exemples de sorties possibles

- Apple\_\_Apple\_scab
- Grape\_\_Black\_rot
- Potato\_\_Late\_blight
- Tomato\_\_Leaf\_Mold
- Tomato\_\_healthy

# Modèle à 38 sorties - Base de données “Plant Diseases”

Pour cela, nous utilisons le dataset **Kaggle** “New Plant Diseases Dataset” fourni :

- **Training** : 56 000 images
- **Validation** : 17 400 images
- **Test** : 14 000 images

**Différence avec le modèle "Cancer"** : Ici, nous utilisons également un ensemble de validation afin de détecter le surapprentissage

**Approches testées identiques :**

CNN from Scratch, Transfer learning gelé, Transfer learning avec Fine-Tuning

# Première approche : CNN from Scratch

Utilisation de la même architecture que pour le modèle "Cancer" :

- 4 couches **Conv + BatchNorm + MaxPool + ReLU**

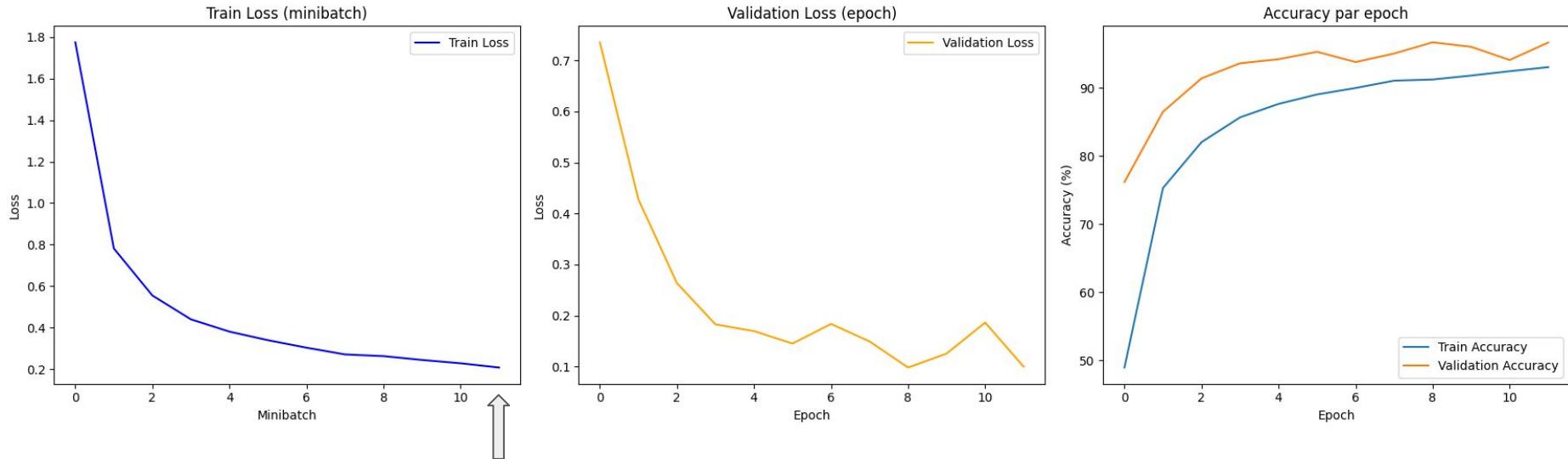
Sortie modifiée : couche FC finale **adaptée à 38 classes**

Passage à un batch size de **128** au lieu de **64** pour le CNN “Cancer”.

Validation set utilisé pour :

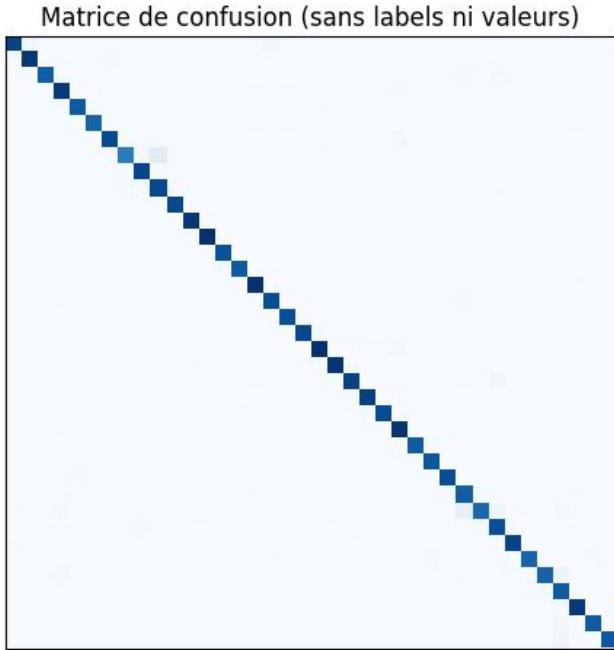
- suivi de la loss de validation
- déclenchement d'un early stopping après **3 epochs** sans amélioration

# Première approche : CNN from Scratch



Early stopping à 12 epochs

# Première approche : CNN from Scratch



Des résultats très solides pour un CNN from Scratch (Accuracy de **96.75%** sur 5 tests)

Certains labels reconnus avec une précision de 100% e.g. :

Cherry\_(including\_sour)\_ healthy : 100%  
Corn\_(maize)\_ healthy : 100%

La matrice ci-contre n'affiche pas le nom des **38 classes** pour ne pas alourdir la notation

# Première approche : CNN from Scratch

Maïs – Cercospora\_leaf\_spot Gray\_leaf\_spot :

→ Précision de 90,3 %, avec 8,1 % des images confondues en Northern\_Leaf\_Blight.



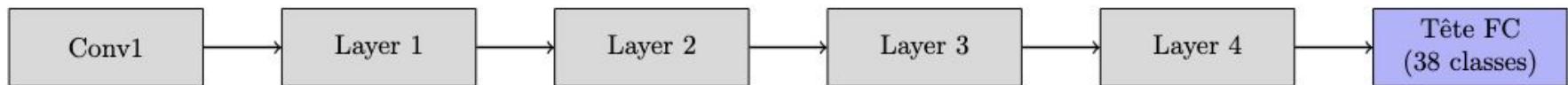
Ex: 2 images labellisées  
Cercospora\_leaf\_spot Gray Leaf Spot



Ex: 2 images labellisées  
Northern Leaf Blight

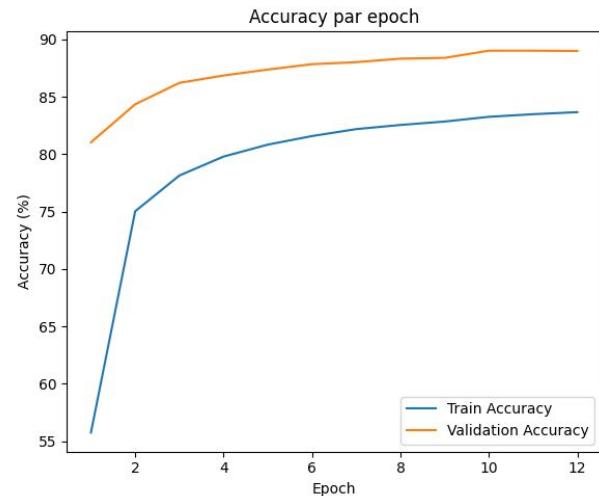
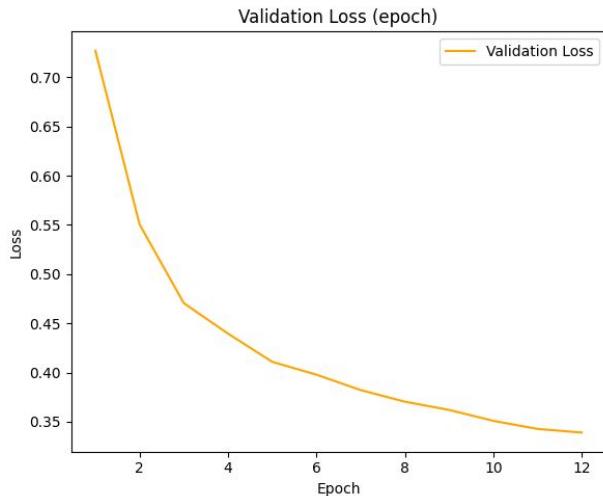
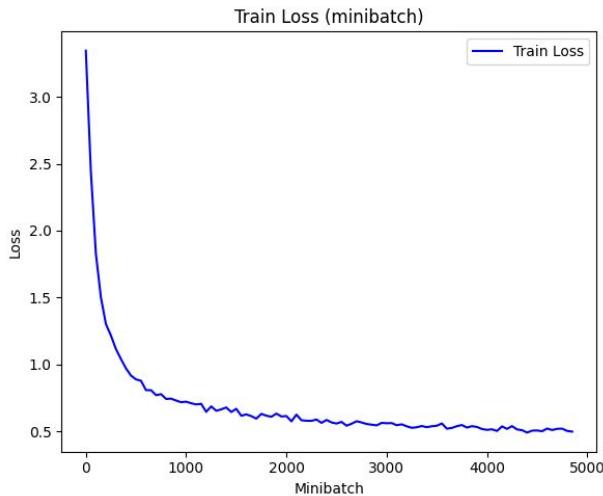
# Deuxième approche : Transfer Learning avec gel complet

- Utilisation du même modèle ResNet18 :
  - On gèle toutes les couches sauf la couche FC de sortie
  - FC de sortie adaptée à 38 classes de sortie

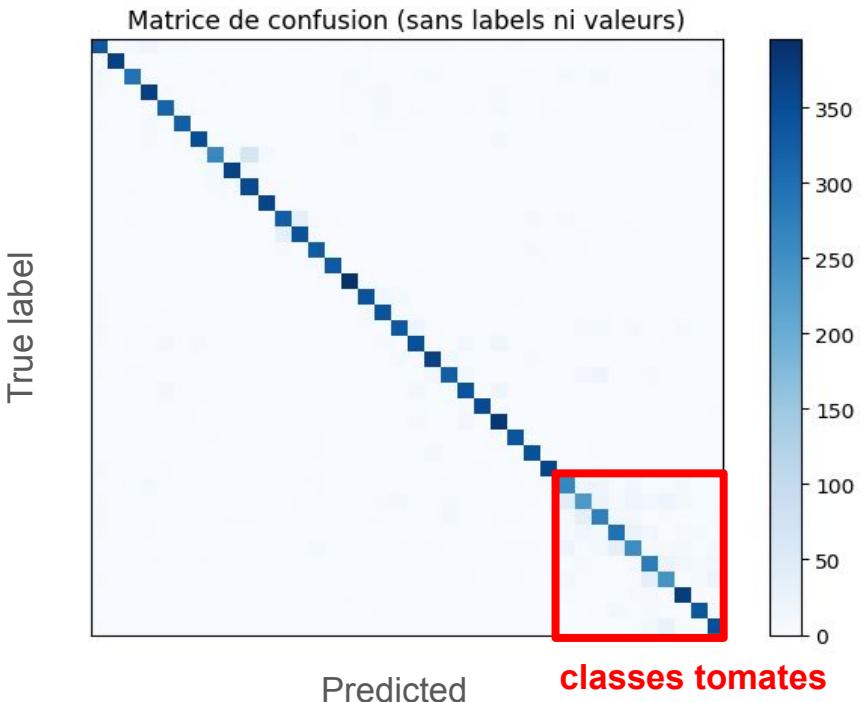


**Figure 5:** Transfer learning gelé : même principe que pour le CNN “Cancer”

# Résultats obtenus (base d'entraînement)



# Résultats obtenus (base de test)



Des résultats solides mais moins bons que pour le CNN from Scratch (Accuracy de 88.96% sur 5 tests)

Focus sur les classes “Tomate”

- 11 catégories de maladies/états de tomate
- 7 d'entre elles présentent une accuracy légèrement inférieure au reste

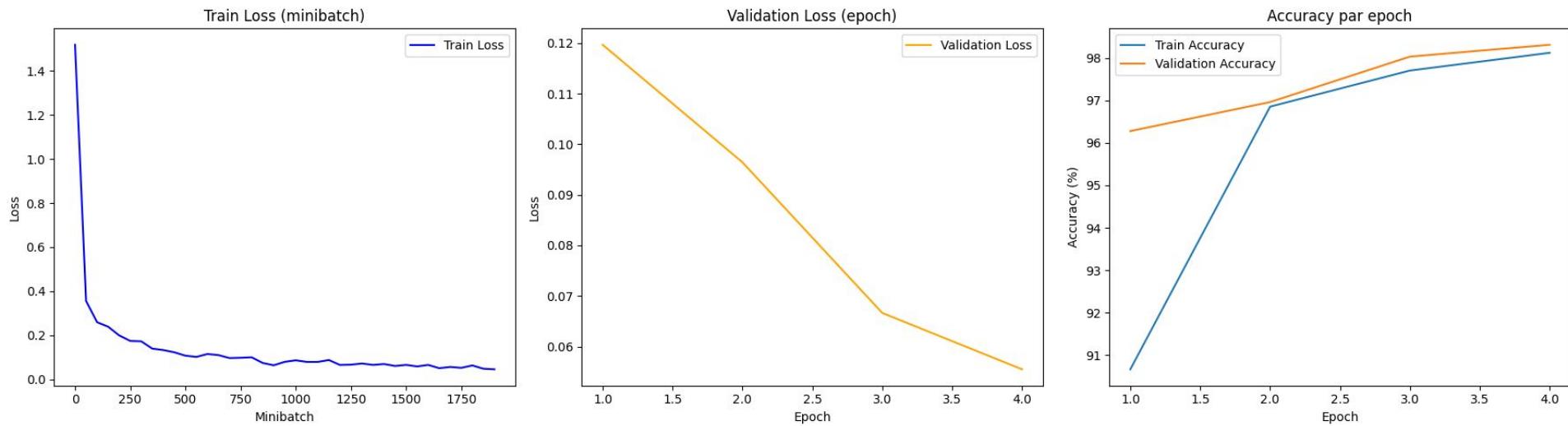
Même problème avec les deux classes  
**Maïs**

# Troisième approche - Transfer Learning avec Fine-Tuning

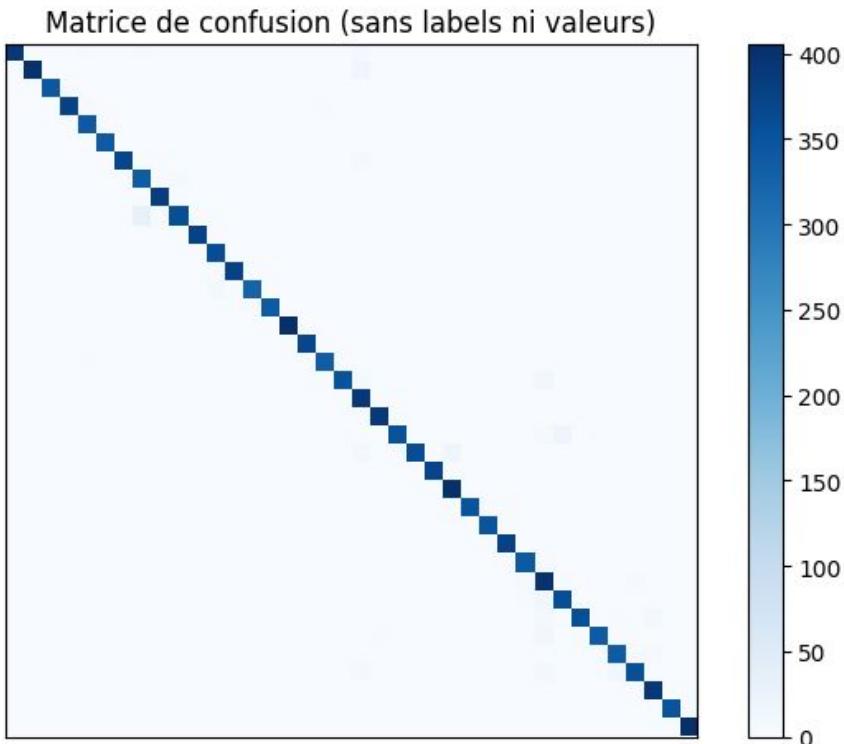
- Même principe que pour le Transfer Learning avec Fine-Tuning du modèle “Cancer”:
  - On gèle toutes les couches sauf les couche appartenant au
    - Layer 3
    - Layer 4
    - FC de sortie

Apprentissage plus long mais meilleure accuracy attendue.

# Résultats obtenus - Fine-Tuning (base d'entraînement)



# Résultats obtenus - Fine-Tuning (base de test)



Modèle très performant avec une accuracy de plus de 97,91%

- Confusions inverse de l'approche from-scratch :
  - 5,2 % des Northern\_Leaf\_Blight classées en Gray\_leaf\_spot
  - (et plus plus le contraire)
- Gain vs CNN from Scratch
  - + 1,16 % d'accuracy globale

# Tableau comparatif des approches utilisées

	CNN from Scratch	Transfer learning avec gel complet	Transfert learning avec fine-tuning
Accuracy (sur 5 tests)	96.75%	88,96%	97,91%
Temps d'apprentissage (en utilisant le GPU T4)	27 min pour 12 epochs	23 min pour 12 epochs	11 min pour 4 epochs



Modèle le plus performant

Point de **vigilance** sur les trois modèles:

➤ les classe Maïs Northern\_Leaf\_Blight et Gray\_leaf\_spot peuvent être confondues

# Conclusion

## Transfer Learning + Fine-Tuning (ResNet-18)

→ Meilleure performance sur les deux cas (mélanomes & plantes)

### Avantages

- Pas besoin de concevoir un CNN from scratch
- Poids pré-entraînés : gain de temps et de fiabilité

### À éviter

Dégeler les premières couches : perte du bénéfice du pré-entraînement